

# 周报

---

冯浩哲

2018.9.23

---

## 周报

Work

工作进度

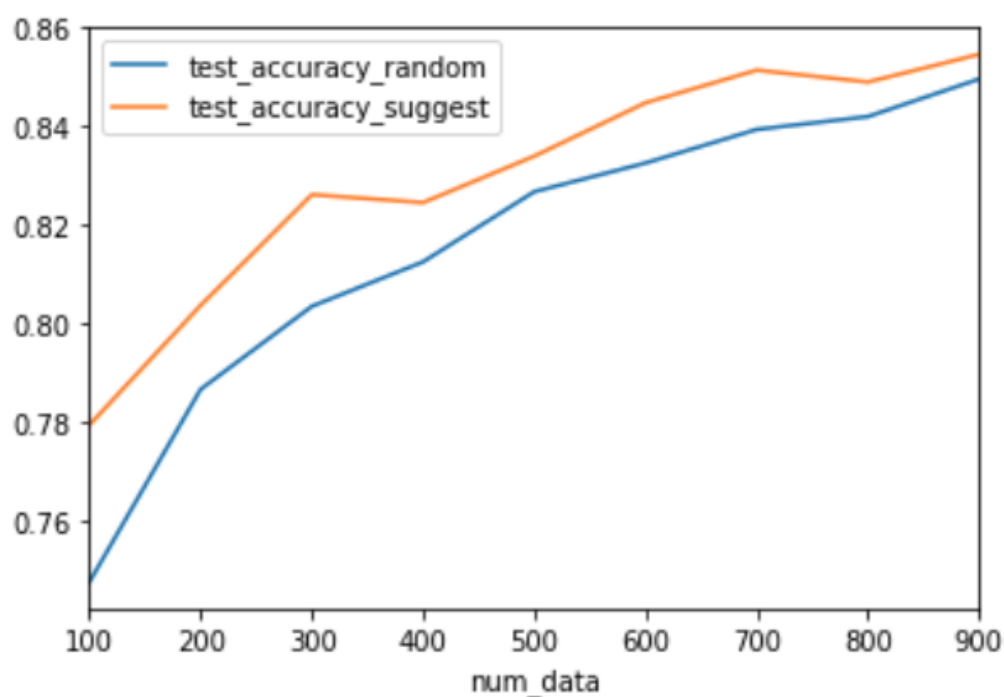
Paper Reading

## Work

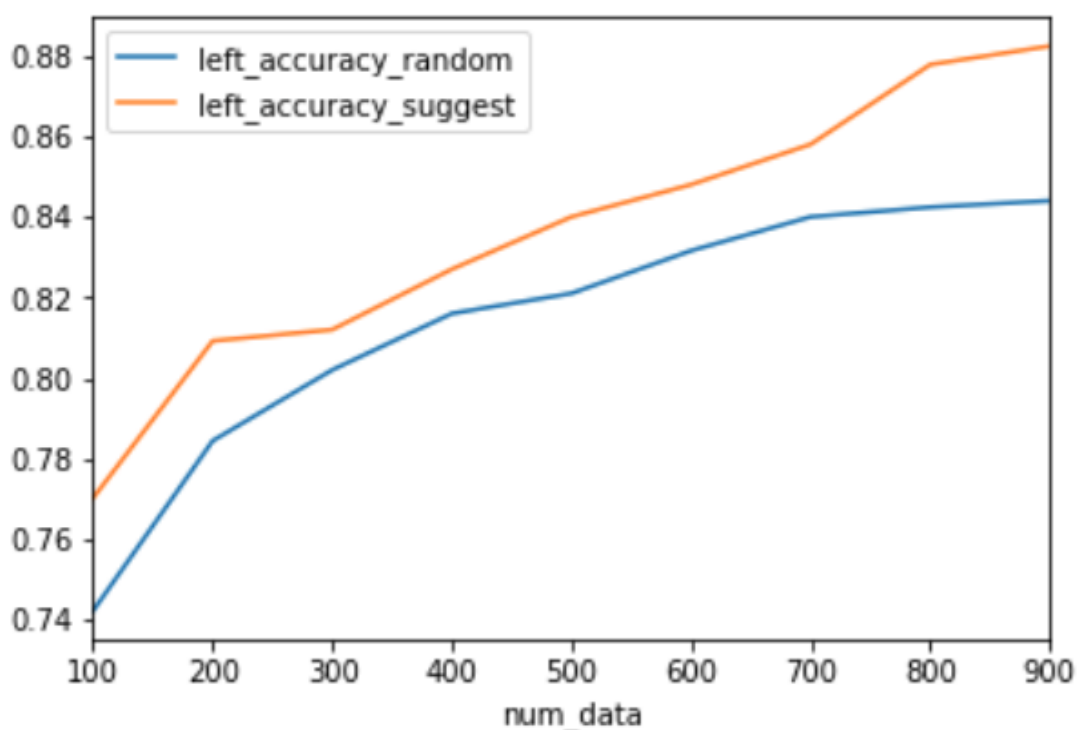
1. 用Five Fold Cross Validation调参并检验我们当前的无监督推荐标注方法在肺结节分类上的成果（受设备所限，我们的分类器暂时采用机器学习的kNN模型而没有采用深度学习模型）。我们在训练集的1182个有标注样本中用无监督推荐标注算法和随机筛选方法依次选取100,200,...,900个样本，比较它们在测试集和训练集在筛选后的补集上的结果。在测试集上的比较是为了说明我们的方法选取的代表性样本泛化能力更强，在训练集

的筛选补集上比较是为了说明我们的方法选取的样本能够cover整个训练集的特征。结果如下：

## 测试集结果



## 训练集的筛选补集测试结果



结果表明，我们的无监督推荐标注方法仅使用50%的数据就达到了用100% $x_i$ 训练集一起训练的结果，同时在选取数据集少的时候(仅选择100,200,300数据)，我们的方法显著优越于随机选方法。这验证了我们整个系统的有效性。

2. 工作时长：受上课影响共25个小时

## 工作进度

项目	进度	截止时间
无监督推荐标注	采用五折交叉检验法得到了肺结节分类问题上的结果	11.1

## Paper Reading

1. Auto-Encoding Variational Bayes
2. Tutorial on Variational Autoencoders
3. Notes on Kullback-Leibler Divergence and Likelihood

文献内容

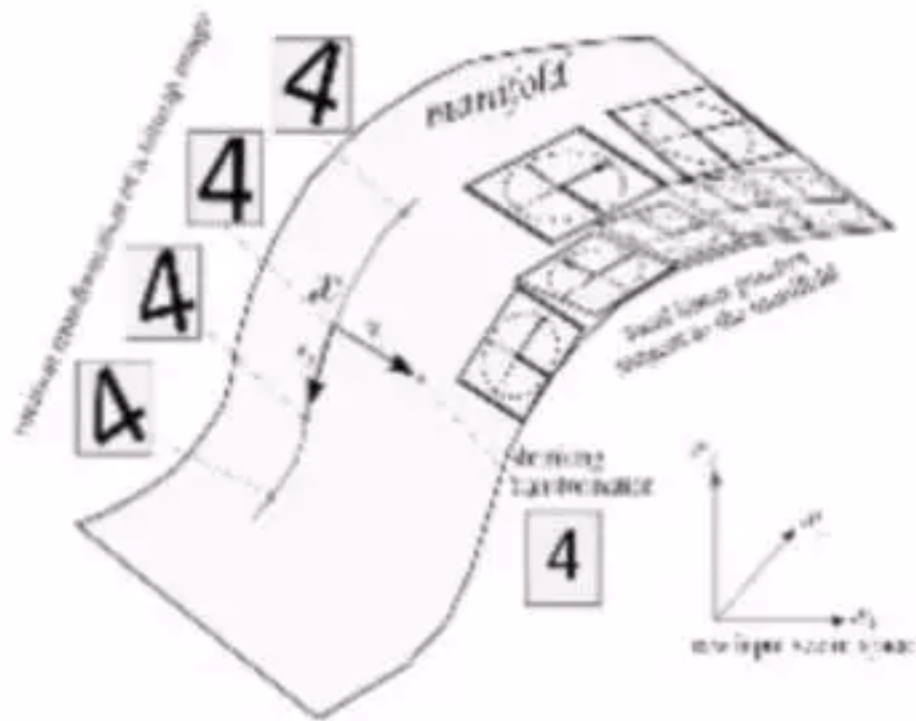
第一篇文章提出了变分自动编码器，它依据贝叶斯模型来设计自动编码器的损失函数，第二第三篇文章是第一篇文章的相关知识补充。

- 针对的问题

传统深度图像特征提取方法(自动编码器)缺乏理论依据，低维空间定义不清，难以用最大似然函数进行数学解释，损失函数设计会导致生成图像模糊，同时无法采用流形学习等先进手段进行进一步学习

- 拟探索的问题

假设一组图像 $\{I_1, \dots, I_n\}$ 中的每一个样本都是由低维流形空间服从某种分布（比如正态分布）的随机变量 $z$ 经过某种映射生成的，对于每一个图像，如何确定低维空间的随机变量 $z$ ，如图所示：



- 解决方法

作者用变分贝叶斯作为理论基础，以最大似然设计损失函数，编码器的目的是

$\max p(z^{(i)} | x^{(i)})$ ，解码器的目的是

$\max p(x^{(i)} | z^{(i)})$ 。作者将最大似然损失函数  $\log(p(x))$  用变分贝叶斯方法重构为：

$$\log(p(x)) = D_{KL}(q(z|x) || p(z|x)) - D_{KL}(q(z|x) || p(z|x)) + \sum_z q(z|x) \log(p(x|z)) +$$

损失函数由编码解码的散度与解码结果  $x$  出现的最大似然概率  $\log(p(x|z))$  构成，可以训练编码解码器。

- 达到的效果

该理论在MNIST数据集上达到了state-of-art的结果，同时已经被广泛应用到图像聚类任务中，是现在使用深度学习进行图像聚类的热门技术。

## 文献启示

我们可以用该文献的数学模型来刻画我们的无监督推荐标注算法模型，同时可以将图像特征提取后的推荐任务转化为如何进行采样，使得采样结果能最好拟合图像分布，这样我们就可以结合Markov Chain Monte Carlo方法等采样方法将该文献方法用到我们的问题上去。同时该文献可以看作是我们的文章"面向三维CT影像处理的无监督推荐标注算法"的进一步挖掘，我们可以用该文章的思想设计符合我们任务的深度学习损失函数。